

周报

冯浩哲

2019.6.2

周报

当前工作进度汇报

基于变分自编码器(VAE)的多标签半监督模型

基于变分自编码器的图表特征探索与特征标注模型

下周工作计划

Reference

当前工作进度汇报

我们预计在9月底之前完成2个项目，一是基于变分自编码器(VAE)的多标签半监督模型，二是基于变分自编码器的图表特征探索与特征标注模型。

基于变分自编码器(VAE)的多标签半监督模型

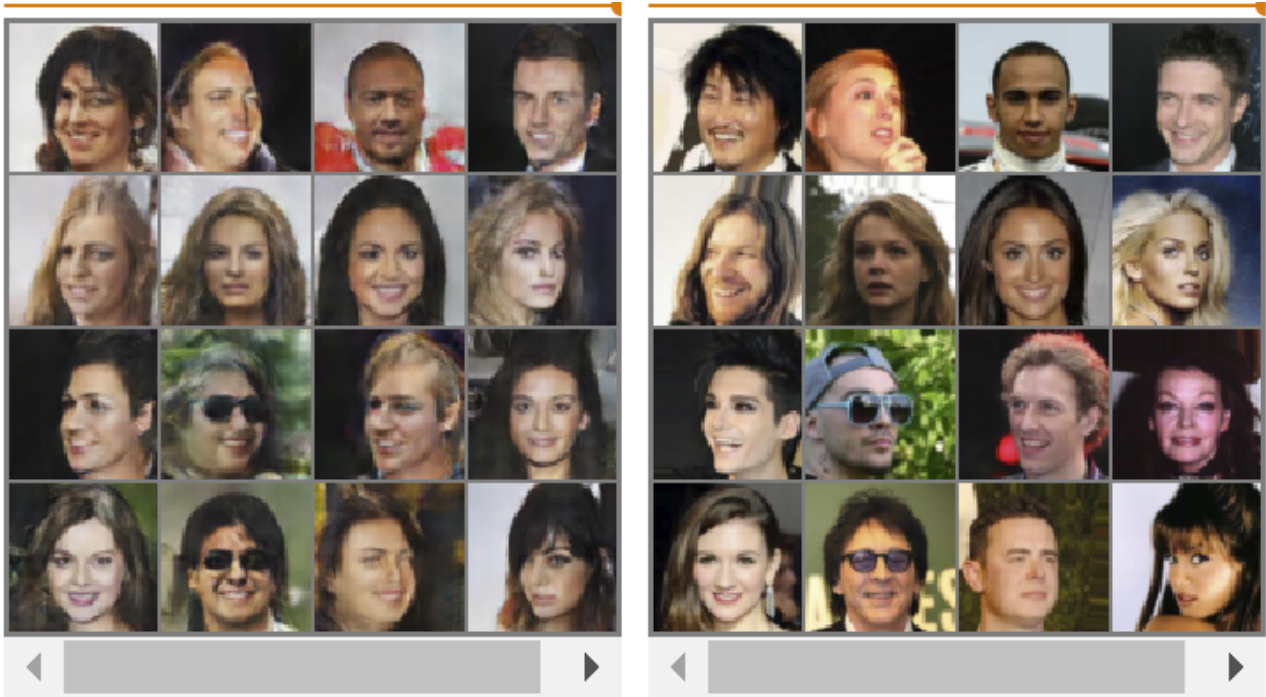
我们对VAE的损失函数进行重设计，提出了一个新的半监督VAE模型与损失函数，它可以同时利用标注和未标注的数据进行训练，对于未标注的数据，我们为它的潜变量空间设计了离散与连续两种潜变量分布，对于有标记的数据，我们将标记视作真实后验分布 $q(c|x)$ ，并利用Jensen不等式设计更紧的ELBO下界并对模型进行训练。

该工作已经(由孔柯智)在MNIST,SVHN上进行了训练，其效果好于2016年VAE的发明人Kingma所写的利用VAE进行半监督任务的文章[1]以及其改进[2]，并将[1],[2]中复杂的二阶段训练以及对多标签数据所需要的 $O(c^k)$ 的计算复杂度优化为简单的一阶段训练，复杂度降为 $O(ck)$ ，从而让我们的模型能够进行端到端的训练与多标签任务。

本周，在该任务上我主要进行的工作是文献阅读。现在用Deep Learning进行半监督学习主要有三个流派，一是利用生成模型与潜变量假设(VAE,GAN)来对图像的潜变量表达进行学习，并用有限的标注对潜变量学习进行引导。二是利用正则化模型，要求模型对扭曲前后图像的分类参数预测尽量一致，从而构造无标注图像的self-supervised task，三是利用图模型。总体而言，效果最好的是正则化模型，而可解释性比较强的是生成模型，但是这两种方法并不是互斥的，它们在损失函数层面可以有一定的融合。本周我主要阅读了正则化模型的5篇相关论文。

基于变分自编码器的图表特征探索与特征标注模型

在我们对IJCAI2019投稿论文的基础上，我们开始探索对各种可视化图表进行特征探索与标注模型。几个月以来我们在原来的基础上主要完成并改进了生成图像去糊操作与因子可视化操作。本周主要完成了VAE与GAN结合的重构操作，如图所示



左侧为右侧图像的生成，右侧为原图。我们基于[3]将VAE与GAN结合进行了潜变量空间推断与生成，复现了它的结果，其结果大大优于原来在CelebA上用VAE的训练结果：



我们预计构造并标注新的数据集，并在数据集上构建我们的特征探索与标注系统，并给出相应实验结果。

下周工作计划

1. 完成课程期末作业
2. 对阅读的文献写一份综述报告，主题是基于正则化损失函数的深度半监督模型，并探索下一步将其应用于我们的VAE半监督模型上的可行性
3. 对图表特征探索与特征标注的因子可视化（看看每一个因子对应于原图什么部分，增加其可解释性）在VAEGAN的基础上进行进一步优化

Reference

[1] Kingma D P, Mohamed S, Rezende D J, et al. Semi-supervised learning with deep generative models[C]//Advances in neural information processing systems. 2014: 3581-3589.

[2] Narayanaswamy S, Paige T B, Van de Meent J W, et al. Learning disentangled representations with semi-supervised deep generative models[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2017: 5925-5935.

[3] Larsen A B L, Sønderby S K, Larochelle H, et al. Autoencoding beyond pixels using a learned similarity metric[J]. arXiv preprint arXiv:1512.09300, 2015.